



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

비 마커형 AR 기반
해부학 콘텐츠 가시화

2018년 8월

서울대학교 대학원

컴퓨터공학부

신 상 희

요약(국문초록)

기존 해부학 교육에 사용하던 PC 나 모바일 가시화 프로그램의 경우 해부학 명칭 태그 정보를 통해 해부학 정보를 알 수 있지만 현실감이 저하되는 단점이 있다. 또한 3D 프린팅 된 뼈 모형의 경우 직접 만져보며 실제 형태 및 체적을 경험할 수 있으나 해부학 명칭 태그 정보를 볼 수 없다는 단점이 있다. 따라서 증강현실을 접목하여 3D 프린팅 뼈 모형에 해부학 명칭 태그 정보를 보여주는 해부학 콘텐츠를 제작한다면 두 교육 방법의 장점만을 취함으로써 교육 효과를 증대시킬 수 있다.

본 논문에서는 이러한 해부학 콘텐츠 제작을 위한 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화 기법을 제안한다. 사용자가 스마트 기기의 카메라로 3D 프린팅된 뼈 모형을 촬영하면, 뼈 모형에 해부학 명칭 태그 정보를 결합하여 스마트 기기의 화면에 보여주는 것을 목표로 한다. 이를 위하여 템플릿 생성, 관심 영역 분할 및 템플릿 기반 영상 매칭 기법들을 이용한다.

본 논문에서는 실제 안드로이드 애플리케이션을 제작하여 제안 기법을 실험하였다. 제안 기법을 사용할 경우, 복잡하지 않은 배경에서 뼈 모형이 일부 가려지는 현상(occlusion)을 가질 때에도 75%의 태깅 정확도를 보인다.

주요어 : 증강현실, AR 교육 콘텐츠, 해부학 콘텐츠 가시화, 템플릿 매칭

학 번 : 2016-21216

목 차

1. 서론.....	1
2. 관련 연구.....	3
2.1. 특징점 기반 매칭 기법.....	3
2.2. 실루엣 기반 매칭 기법.....	4
3. 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화.....	6
3.1. 전체 알고리즘.....	6
3.2. 템플릿 생성.....	8
3.3. 매칭 알고리즘.....	9
3.3.1. 관심영역 분할.....	11
3.3.2. 영상 규격화.....	13
3.3.3. 모양 기술자.....	13
3.4. 유사도 측정.....	17
4. 실험 결과.....	18
4.1. 기존 매칭 기법을 이용한 매칭 결과 및 분석.....	18
4.1.1. 탄젠트 각도 히스토그램 매칭 결과.....	18
4.1.2. 핵심 특징영역(salient feature) 기반 매칭 결과.....	19
4.2. 제안 기법의 매칭 결과 및 분석.....	20
4.2.1. 분할 정확성에 따른 매칭 결과.....	20
4.2.2. 템플릿 개수에 따른 매칭 결과.....	20
4.2.3. 기존 기법과의 매칭 결과 비교.....	22
4.3. 변환 정보 추정 후 태깅 결과.....	26
5. 결론 및 향후 연구 과제.....	27
참고문헌.....	29

그 립 목 차

그림 3-1. 템플릿을 이용한 태그 정보 가시화.....	7
그림 3-2. 제안 기법의 전체 알고리즘.....	8
그림 3-3. 팔면체(OCTAHEDRON)를 이용한 템플릿 생성.....	9
그림 3-4. 메쉬-프린팅 모형 촬영 영상 간 매칭 알고리즘.....	11
그림 3-5. 1차 분할 결과.....	12
그림 3-6. 2차 분할 결과.....	12
그림 3-7. 영상 규격화 과정(3).....	13
그림 3-8. 직교좌표계에서 극좌표계로의 변환.....	15
그림 3-9. 직교좌표계 영상의 극좌표계 변환.....	15
그림 3-10. 극좌표계 영상 생성 시 직교좌표계 영상 참조.....	16
그림 4-1. 단순 분할 기법을 적용한 매칭 결과.....	23
그림 4-2. MULTILEVEL OTSU'S METHOD를 사용한 매칭 결과.....	24
그림 4-3. 48개의 템플릿을 사용할 경우 매칭 결과.....	25
그림 4-4. 태그 정보 합성 결과.....	26

표 목 차

표 4-1. 유사도 측정 방법에 따른 탄젠트 각도 히스토그램 매칭 결과.....	19
표 4-2. 핵심 특징영역 기반 매칭 결과.....	19
표 4-3. 분할 정확도에 따른 매칭 결과.....	20
표 4-4. 템플릿 개수에 따른 매칭 결과.....	21
표 4-5. 기존 기법과 제안 기법의 매칭 결과 비교.....	22

1. 서론

증강현실(Augmented Reality, AR)이란 실제 환경에 컴퓨터로부터 생성된 가상 데이터를 결합하여 보여주는 기술을 말한다. 증강현실은 영화, 게임, 의료, 마케팅 등 광범위한 분야에서 활용될 수 있다. 그 중에서도 증강현실이 결합된 교육 자료의 경우 학습에 대한 흥미를 높이는 동기 유발 효과를 가져올 뿐만 아니라 기존에 사용하던 교육 자료 보다 직접적이고 사실적인 교육이 가능한 장점이 있다.

실제로 해부학 교육에서 임상정보를 정확히 체득하고 경험할 수 있는 해부학 교육 자료가 부족한 상황이다. 기존에 사용하던 교육자료로는 PC 나 모바일 화면에 메쉬와 부위별 해부학 명칭을 띄워 볼 수 있는 프로그램 또는 메쉬를 3D 프린팅한 뼈 모형이 있다. PC 나 모바일 프로그램의 경우 해부학 명칭 태그를 통해 해부학 정보를 알 수 있지만 현실감이 저하되는 단점이 있다. 또한 3D 프린팅 뼈 모형의 경우 직접 만져보며 실제 형태 및 체적을 경험할 수 있으나 해부학 명칭 태그 정보를 볼 수 없다는 단점이 있다. 따라서, 증강현실을 접목한 해부학 콘텐츠를 제작하여 두 교육방법의 장점만을 취하고 교육 효과를 증대시킬 수 있다.

본 논문에서는 해부학 콘텐츠 제작을 위한 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화 기법을 제안한다. 사용자가 스마트 기기의 카메라로 3D 프린팅

모형을 촬영하면, 촬영 화면에 해부학 명칭 태그 정보를 결합하여 보여주는 것을 목표로 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 먼저 2 장에서는 매칭 알고리즘에 대한 기존 연구에 대해 소개한다. 3 장에서는 본 논문에서 제안하는 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화 기법에 대해 소개한다. 4 장에서는 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화를 위해 구현한 매칭 알고리즘의 실험 결과와 해부학 콘텐츠 구현 결과를 제시하고 성능을 평가하며, 마지막 5 장에서는 본 논문의 결론을 맺고 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

이 장에서는 기존에 연구되어 있는 매칭 알고리즘을 소개한다. 매칭 기법은 크게 특징점 기반 매칭(feature-based matching)과 실루엣 기반 매칭(silhouette-based matching)으로 나누어 지며, 각각 2.1장과 2.2장에서 자세하게 소개한다.

2.1. 특징점 기반 매칭 기법

특징점 기반 매칭 기법은 영상 내의 물체 추적 및 인식, 영상 간 매칭에 가장 일반적으로 쓰이는 방법이다. 영상 특징점(feature)은 영상에서 중요한 정보를 담고 있는 지점이다. 물체의 형태나 위치, 방향이 변해도 찾아낼 수 있어야 하고, 카메라의 시점이나 조명이 변해도 영상에서 해당 지점을 쉽게 찾아낼 수 있어야 한다. 영상 내에서 위와같은 조건을 만족하는 대표적인 특징점으로는 코너점이 있다.

영상에서 코너점을 찾는 대표적인 기법으로 Harris Corner[1]와 SIFT[2], FAST[3] 등의 기법이 있다. Harris Corner 기법은 영상 내에서 작은 윈도우를 이동시켜가며 모든 방향으로의 영상 변화가 큰 지점을 코너점으로 검출한다. Harris Corner 기법은 영상 내 물체의 회전에 불변(invariance) 하지만 크기 변화에 불변하지 않다는 단점을 가지고 있다. SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 기법은 기존 Harris Corner 기법이 영상의 크기 변화에 불변하지 않다는 단점을 보완하기 위해 DOG(Difference of Gaussian)을 기반으로

특징점을 추출하는 기법이다. SIFT 기법은 크기 변화에도 불변인 특징점을 추출하기 위하여 크기 공간(scale space)에서의 극대점을 특징점으로 검출한다. 영상의 스케일을 변화시켜 이미지 피라미드를 구축하고 LOG(Laplacian of Gaussian) 계산을 통하여 크기 공간(scale space)에서 극대값인 지점을 검출하는 과정으로 이루어진다. 그러나 이 때 LOG의 계산 비용이 크기 때문에 근사치인 DOG 계산을 이용한다. FAST(Features from Accelerated Segment Test) 기법 또한 코너점을 검출하는 기법으로 빠른 속도를 보임에도 기존의 특징점 검출 기법보다 좋은 성능을 보인다. FAST 기법은 먼저 영상 내의 특정 픽셀에 대하여 해당 픽셀을 중심으로 하는 원을 구성한다. 그리고 해당 픽셀보다 원상의 픽셀들이 일정 개수 이상 연속적으로 크거나 작은 값을 가지면, 해당 픽셀을 코너점으로 검출한다.

2.2. 실루엣 기반 매칭 기법

실루엣 기반의 매칭 기법은 윤곽 기반 매칭(contour-based matching)과 모양 기반 매칭(shape-based matching)을 포함한다[4].

윤곽 기반 매칭 기법의 경우 탄젠트 각도 히스토그램(tangent angle histogram)을 이용한 기법[5]과 경계 상자(axis aligned bounding box)를 이용한 기법[6]이 있다. 탄젠트 각도 히스토그램을 이용하는 기법의 경우 윤곽선 상의 모든 점에서 윤곽의 중심점을 기준으로 하는 탄젠트 각도를 구하고, 이를 히스토그램으로 나타내어 모양 기술자로 매칭에 사용한다. 경계 상자를 이용한

윤곽 매칭 기법은 윤곽선의 내부를 축에 정렬된 경계 상자의 조합으로 변환 후, 이를 모양 기술자로 매칭에 사용한다. 두 기법 모두 영상 내의 윤곽선의 위치 및 크기 변화에 강인하다는 장점이 있다.

모양 기반 매칭 기법의 경우 수정된 극좌표계 푸리에 변환(modified polar FT, MPFT)[7] 기법이 있다. 이는 극좌표계 영상(polar coordinate image)에 2차원 푸리에 변환(2D discrete fourier transformation)을 취해 모양 기술자로 매칭에 사용하는 기법이다. 이는 기존 패턴 분석에 사용한 푸리에 변환에 비해 데이터 크기가 작고 회전에 불변한 성질을 지니는 장점이 있다.

3. 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화

이 장에서는 비 마커형 AR 기반의 해부학 콘텐츠 가시화 기법을 소개한다. 사용자가 스마트 기기의 카메라로 3D 프린팅 모형을 촬영하면, 촬영 화면에 태그 정보를 결합하여 해부학 콘텐츠를 가시화 하는 것을 목표로 한다.

3.1. 전체 알고리즘

본 연구에서 목표로 하는 해부학 콘텐츠 가시화는 스마트 기기를 통해 보고 있는 3D 프린팅 모형이 메쉬의 어느 부분에 해당하는지 파악하기 위하여 프린팅 모형에서 메쉬로의 지오메트릭 변환(geometric transformation)을 추정한 후, 태그 정보에 지오메트릭 변환의 역 변환을 취하여 3D 프린팅 모형에 오버레이 시키는 방식으로 구현 할 수 있다.

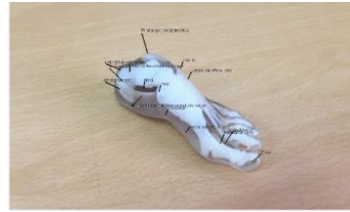
그러나, 3차원 데이터인 메쉬와 2차원 데이터인 프린팅 모형 촬영 영상은 서로 다른 차원에 정의되어 있어 직접적인 지오메트릭 변환 추정이 어렵다. 본 연구에서는 3D 메쉬를 다양한 각도에서 촬영한 템플릿을 사용하여 프린팅 모형-메쉬 간 지오메트릭 변환을 추정한다.

템플릿을 이용한 프린팅 모형-메쉬로의 지오메트릭 변환 추정은 그림 3-1과 같이 이루어진다. 먼저, 메쉬를 다양한 각도에서 촬영하여 일정 개수의 템플릿들을 생성한다. 그 다음 프린팅 모형 촬영 영상과 템플릿들을 매칭하여, 프린팅

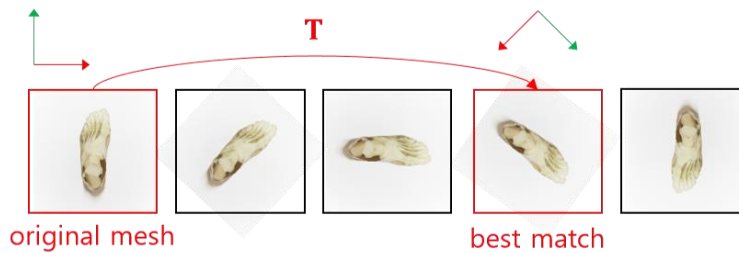
모형 촬영 영상과 가장 매칭되는 템플릿을 찾는다. 초기 메쉬에 일정 회전 변환을 가해 템플릿을 생성하기 때문에, 매칭된 템플릿이 가진 일정 회전 변환을 메쉬에서 프린팅 모형 영상으로의 지오메트릭 변환이라고 할 수 있다.



(a) 프린팅 모형 촬영 영상



(b) 해부학 명칭 태그 가시화 결과



(c) 템플릿 영상

그림 3-1. 템플릿을 이용한 태그 정보 가시화

최종적으로 본 논문에서 제안하는 해부학 콘텐츠 가시화 알고리즘은 그림 3-2와 같이 구성된다. 3.2장과 3.3장에서 템플릿 제작 단계(Make templates)와 템플릿과 프린팅 모형 촬영 영상의 매칭 단계(Find best matching with frame image)에 대해 자세하게 설명한다.

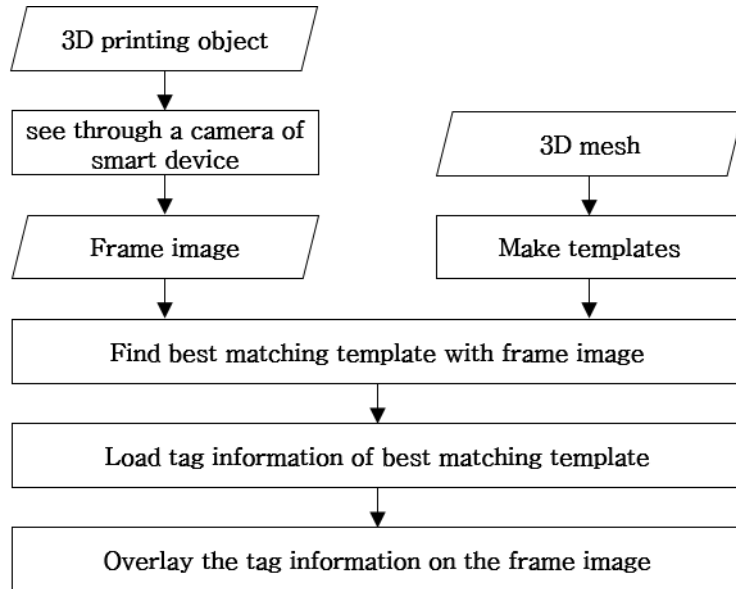


그림 3-2. 제안 기법의 전체 알고리즘

3.2. 템플릿 생성

3차원 메쉬를 다양한 각도에서 촬영하여 템플릿 영상을 생성한다. 템플릿 제작에는 PCA3, PCA7, Octahedron, Dodecahedron 등의 모델을 이용할 수 있다[8]. 템플릿 개수가 증가할수록 매칭의 정확도가 증가하지만, 이에 따른 계산 비용이 함께 증가한다. 본 논문에서 제안하는 해부학 콘텐츠 가시화는 실시간 동작이 필요하므로, 팔면체(Octahedron) 모델을 이용하여 템플릿을 제작한다.

팔면체의 정점 $v_i(i=1,2,3,4,5,6)$ 가 있을 때, 각 정점 당 8개의 템플릿 $t_{ij}(j=1,2,3,\dots,8)$ 를 제작한 결과는 그림 3-3과 같다. 본 연구에서는 256^2 사이즈의 템플릿 영상을 제작하였다.

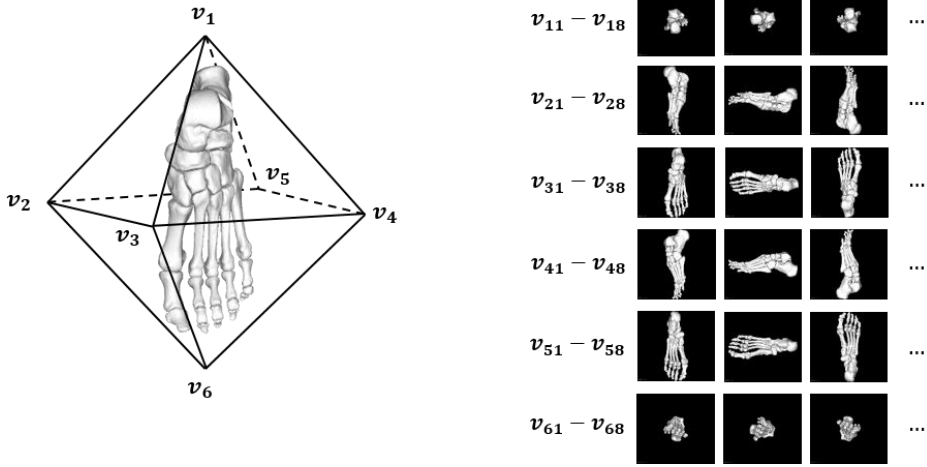


그림 3-3. 팔면체(Octahedron)를 이용한 템플릿 생성

3.3. 매칭 알고리즘

실루엣 매칭을 기반으로 프린팅 모형 촬영 영상과 가장 잘 매칭되는 템플릿을 찾는다. 매칭 알고리즘은 크게 전처리 과정과 실시간 매칭 과정으로 구성된다(그림 3-4). 3.2장에서 설명한 템플릿 제작 단계가 매칭을 위한 전처리 과정에 해당하므로, 그림 3-4의 전처리 과정에 포함시켰다.

전처리 과정(Preprocessing)에서는 3D 메쉬를 이용하여 템플릿을 제작하고 규격화 한 뒤, 이를 모양 기술자(shape descriptor)로 변환하여 모바일 기기의 메모리에 저장한다. 매칭 대상 중 하나인 템플릿은 변하지 않으므로, 템플릿에 대한 처리 과정을 전처리 과정에서 미리 수행함으로써 실시간 매칭 과정의 수행 시간을 줄일 수 있다.

실시간 매칭 과정(Real-time matching)은 다음과 같다. 먼저, 프린팅 촬영 영

상에서 관심 영역을 분할하고 일정 크기의 영상으로 규격화한다. 이를 모양 기술자로 변환 후, 전처리 과정에서 변환해 놓은 모든 템플릿의 모양 기술자와 유사도를 측정한다. 그 중 가장 유사도가 높게 측정된 템플릿을 매칭 결과로 도출한다.

3.3.1장에서 관심영역 분할 단계(ROI segmentation)에 대해 설명하고, 3.3.2장에서 영상 규격화 단계(Image standardization)에 대해 소개한다. 3.3.3장에서는 모양 기술자 제작(Make shape descriptor)에 대해 소개하고, 3.3.4장에서 모양 기술자 간의 비교를 위한 유사도 측정 방법(Similarity measurement)에 대해 설명한다.

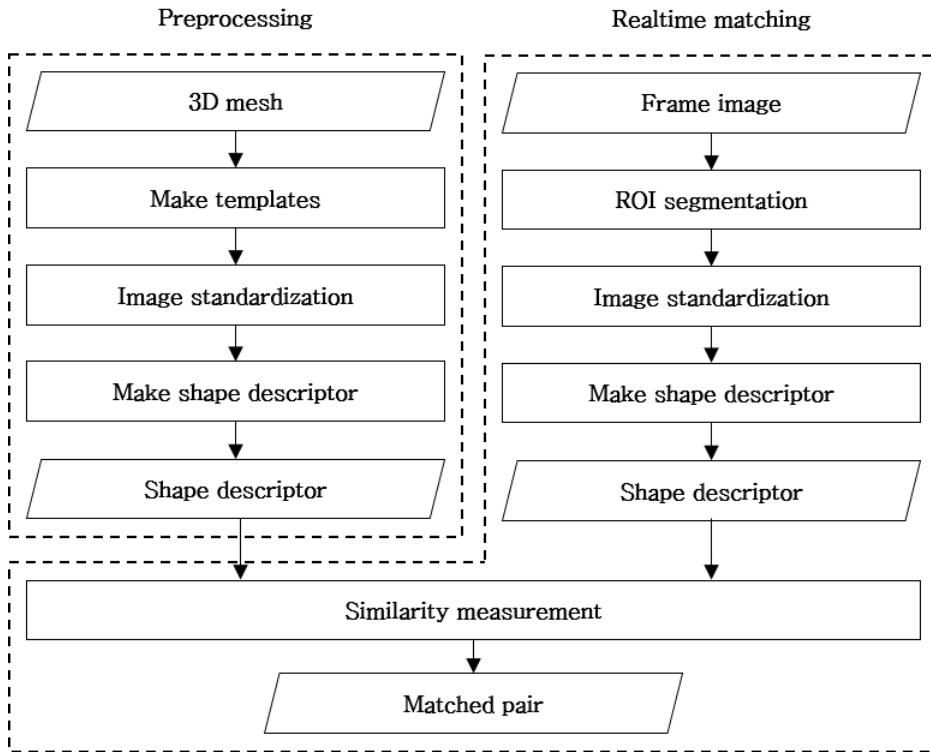


그림 3-4. 메쉬-프린팅 모형 촬영 영상 간 매칭 알고리즘

3.3.1. 관심영역 분할

본 논문에서는 복잡하지 않은 배경에서 프린팅 모형을 촬영하고, 촬영 영상 내의 관심영역인 프린팅 모형을 분할하는 기법을 소개한다.

먼저, 프린팅 모형 촬영 영상을 grayscale 이미지로 변환한다. 그리고 multi Otsu's method[9]를 적용하여 1차적으로 관심영역을 분할한다. 3D 프린팅한 뼈 모형의 경우 흰색의 단일 색상으로 이루어져 있어 히스토그램의 분포가 뚜렷하게 나타나기 때문에, 3-level multi Otsu's method를 이용하면 상당한 분할 효

과가 나타난다. 그림 3-5의 (a)가 프린팅 모형 촬영 영상의 grayscale 변환 영상이며, (b)는 (a)의 히스토그램을 나타내고 (c)는 (a)에 multi Otsu method를 적용한 결과 영상이다.

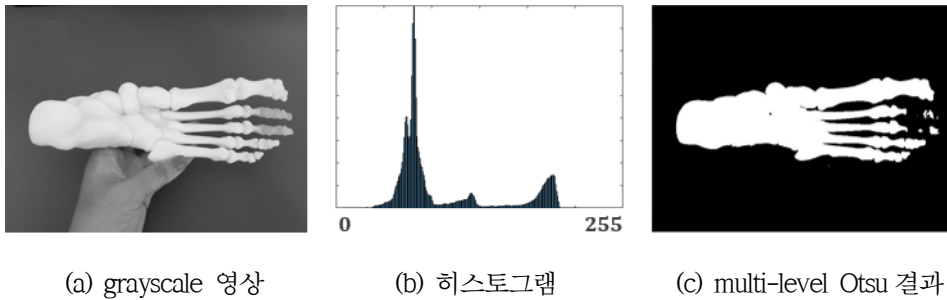


그림 3-5. 1차 분할 결과

마지막으로 connected component labeling(CCL)을 이용하여 1차 분할 과정에서 발생한 노이즈를 제거한다. CCL을 이용하여 컴포넌트 별 라벨링 후 제일 큰 크기의 컴포넌트를 남기고 제거하면 최종 분할 영상을 얻을 수 있다. 그림 3-6의 (a)가 CCL 적용 전, (b)가 CCL 적용 후 분할이 완료된 영상을 나타낸다.

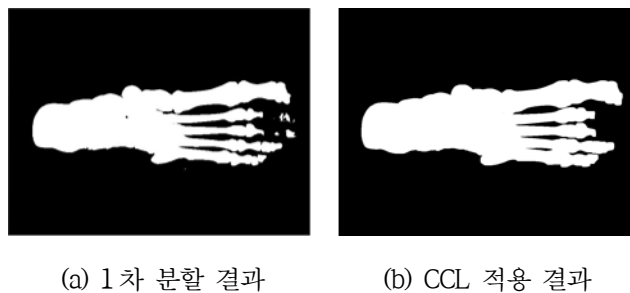


그림 3-6. 2차 분할 결과

3.3.2. 영상 규격화

매칭의 정확도를 높이기 위하여, 모양 기술자로 표현하기 전 단계에서 영상을 규격화한다. 이는 매칭에 사용되는 영상의 크기를 통일할 뿐만 아니라, 영상 내 관심영역의 크기를 최대로 키워 세부 특징까지 매칭에 고려할 수 있도록 한다. 영상 규격화는 다음과 같은 과정으로 이루어진다.

- (1) 영상 내 관심영역의 bounding box ($\min_x, \min_y, \max_x, \max_y$)를 계산한다.
- (2) Bounding box의 가로와 세로를 비교하여 더 큰 값을 \max_{len} 으로 설정한다.
- (3) \max_{len}^2 사이즈의 영상을 생성하고, 기존 영상 내의 관심영역을 새로운 영상의 중심에 위치하도록 복사한다(그림 3-7).
- (4) \max_{len}^2 사이즈에서 최종 규격화 사이즈로 변환한다. 본 논문에서는 256^2 을 이용하였다.

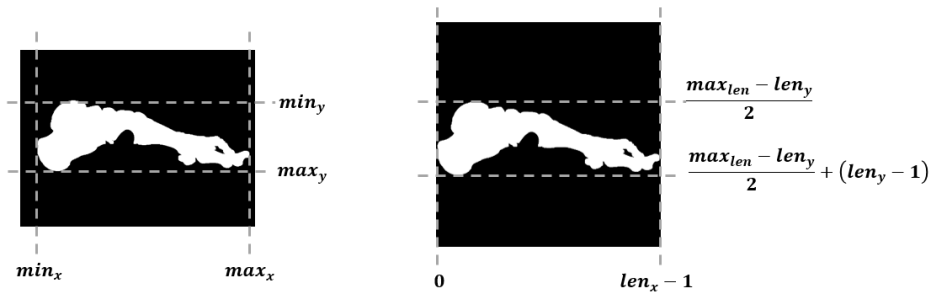


그림 3-7. 영상 규격화 과정(3)

3.3.3. 모양 기술자

모양 기술자로 극좌표계 영상(polar coordinate image)에 2차원 푸리에 변환

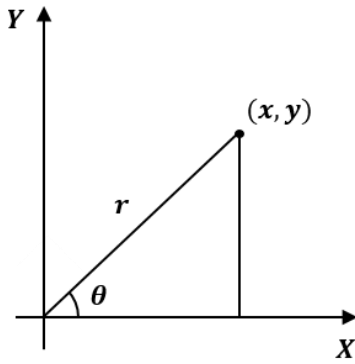
(2D discrete fourier transformation)을 취한 modified polar FT (MPFT)[2.7]를 이용한다.

극좌표계 영상은 직교좌표계와 극좌표계의 관계(그림 3-8(a))를 이용하여 직교좌표계 영상과 동일한 크기로 생성한다. 변환 결과는 그림 3-8(b)와 같은데, 이 때 두 가지 단점이 존재한다.

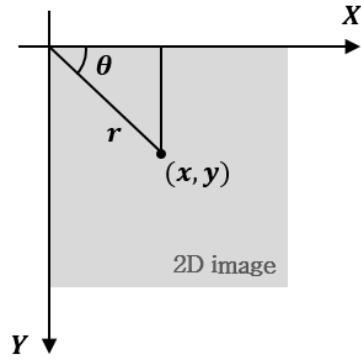
먼저, θ 의 범위가 $[0, \frac{\pi}{2}]$ 로 제한된다. 따라서, 영상의 중심에 해당하는 (x_c, y_c) 를 원점으로 하는 새로운 직교좌표계를 기준으로 극좌표계 변환을 수행하여 극좌표계 영상을 얻음으로써 θ 의 범위를 $[0, 2\pi]$ 까지 모두 이용한다[10]. 이 과정은 그림 3-9와 같이 나타낼 수 있으며, r 과 θ 는 각각 수식 2.1, 2.2를 이용하여 계산한다.

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \quad (3.1)$$

$$\theta = \arctan \frac{(y - y_c)}{(x - x_c)} \quad (3.2)$$

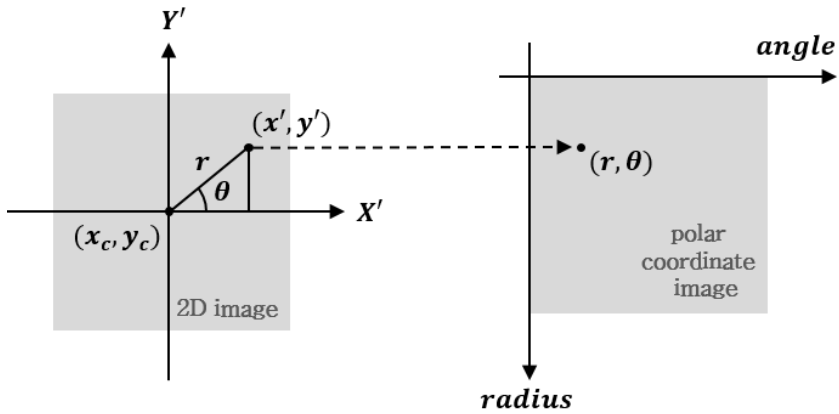


(a) 직교좌표계와 극좌표계



(b) 영상에서의 직교좌표계와 극좌표계

그림 3-8. 직교좌표계에서 극좌표계로의 변환



(a) 직교좌표계 영상

(b) 극좌표계 영상

그림 3-9. 직교좌표계 영상의 극좌표계 변환

두 번째로, 직교좌표계 영상에서 극좌표계 영상으로 변환을 수행할 경우 영상의 이산적인 특성으로 인해 극좌표계 영상의 모든 픽셀이 채워지지 않는다. 따라서, 극좌표계 영상에서 직교좌표계 영상을 참조하여 영상의 모든 픽셀 값

을 채우는 방식을 이용한다(그림 3-10).

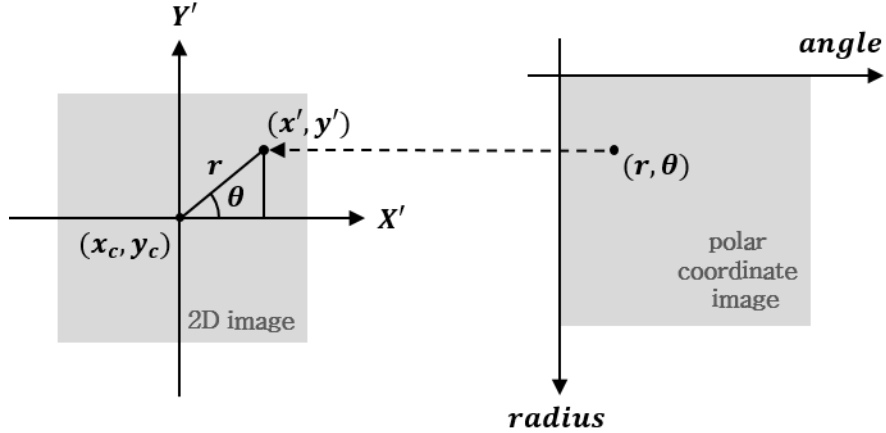


그림 3-10. 극좌표계 영상 생성 시 직교좌표계 영상 참조

극좌표계 영상의 픽셀 (r, θ) 이 참조하는 직교좌표계 영상의 픽셀 (x', y') 는 수식 3.1, 3.2를 이용하여 계산할 수 있다. 그러나, 얻고자 하는 극좌표계 영상의 크기가 직교좌표계 영상과 같이 $l * l$ 로 동일하여 실제로는 그림 3.3.4에서 직교좌표계 영상과 극좌표계 영상의 r 값이 다른 값을 가지고 있다. 따라서, 수식 3.3, 3.4를 이용하여 극좌표계 영상의 픽셀 위치를 나타내는 r 과 θ 를 변환하는 과정을 거친 후 수식 3.1, 3.2를 적용한다.

$$r' = r\sqrt{2} \quad (3.3)$$

$$\theta' = \frac{2\pi}{l} \theta - \pi \quad (3.4)$$

위와 같은 방법으로 생성한 극좌표계 영상에 수식 3.5의 고속 푸리에 변환 (Fast Fourier Transformation)을 적용하여 최종 모양 기술자를 생성한다.

$$\text{PF}(\rho, \tau) = \sum_r \sum_\theta f(r, \theta) e^{-j2\pi(\frac{r}{R}\rho + \frac{\theta}{T}\tau)} \quad (3.5)$$

3.4. 유사도 측정

템플릿 영상을 I_{template} 이라고 하고 프린팅 모형 촬영 영상을 I_{frame} 이라고 했을 때, 유사도 측정은 두 shape descriptor의 차이를 이용한다 (수식 3.6).

$$\text{score} = \sqrt{\sum_i \sum_j ((i, j) - I_{\text{frame}}(i, j))^2} \quad (3.6)$$

4. 실험 결과

이 장에서는 실제 데이터를 사용해 비 마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화를 수행한 실험 결과를 제시하고 분석한다. 먼저 분할 기법 및 템플릿 개수 변화에 따른 매칭 결과를 제시하고 분석한다. 그리고 추정된 지오메트릭 변환을 적용한 태그 정보 가시화 결과를 제시한다. 실험은 삼성 갤럭시 s8+ 상에서 애플리케이션을 제작하여 수행하였다. 4.1장에 기술된 실험에 사용한 프린팅 모형 촬영 영상으로는 사용자가 주로 관찰하는 7개의 부분에 대한 촬영 영상을 사용하였고, 4.2장에 기술된 실험에는 24장의 촬영 영상을 사용하였다. 각 실험의 소요 시간은 10회 수행 후 평균 소요 시간을 나타낸다.

4.1. 기존 매칭 기법을 이용한 매칭 결과 및 분석

4.1.1. 탄젠트 각도 히스토그램 매칭 결과

아래의 표 4-1은 프린팅 모형 촬영 영상의 유사도 측정 방법에 따른 탄젠트 각도 히스토그램 매칭 결과를 나타낸다. 단순 영상 간 차이값을 유사도 값으로 이용할 경우 다수의 근소한 차이의 합계가 소수의 큰 차이의 합계보다 큰 경우 잘못된 매칭 결과가 도출될 가능성이 있다. 그러나, 이를 해결하기 위하여 영상 간 차이의 제곱을 유사도로 이용할 경우 표 4-1과 같이 오히려 매칭 정확도가 감소함을 보였다.

4.1.2. 핵심 특징영역(salient feature) 기반 매칭 결과

아래의 표 4-2는 프린팅 모형 촬영 영상의 핵심 특징영역 기반 매칭 결과를 나타낸다. 총 24장의 실험 영상 중 11개가 매칭되어 45.8%의 정확도를 보였다. 핵심 특징영역 기반 매칭의 경우 손이나 물체로의 관심영역 가림(occlusion)이 존재하는 경우에 매칭 결과가 강인하지만, 오히려 가림이 발생한 부분이 핵심 특징영역으로 채택될 가능성이 존재하고 이 경우 매칭 정확도가 급격히 저하되는 단점이 있다.

표 4-1. 유사도 측정 방법에 따른 탄젠트 각도 히스토그램 매칭 결과

유사도 측정 방법	매칭된 개수	매칭 정확도
영상 간 차이	3.5	50.0%
$(\text{영상 간 차이})^2$	3	42.9%
$e^{\text{영상 간 차이}}$	0.5	1.4%

표 4-2. 핵심 특징영역 기반 매칭 결과

매칭 기법	매칭된 개수	매칭 정확도
핵심 특징영역 기반 매칭	11	45.8%

4.2. 제안 기법의 매칭 결과 및 분석

4.2.1. 분할 정확성에 따른 매칭 결과

아래의 표 4-3는 프린팅 모형 촬영 영상의 분할 정확성에 따른 매칭 결과를 나타낸다. 단순 multi Otsu's method만 적용한 1차 분할 영상을 매칭에 사용할 경우, 총 24장의 실험 영상 중 12.5개가 매칭되어 매칭 정확도는 52.1%로 측정되었고 이 때 0.256초가 소요되었다 (그림 4-1). 반면, 1차 분할 영상에 CCL을 적용하여 노이즈를 제거한 제안 기법의 분할 영상을 매칭에 사용할 경우, 총 24장의 실험 영상 중 15.5개가 매칭되어 매칭 정확도가 64.6%로 측정되었다 (그림 4-2). 분할의 정확도가 높아짐에 따라 약 12%의 매칭 성능 향상이 이루어졌고, 소요 시간은 1.09배 증가함을 알 수 있다.

표 4-3. 분할 정확도에 따른 템플릿 매칭 결과

분할 기법	매칭된 개수	매칭 정확도	소요시간
multi Otsu's method	12.5	52.1%	0.256
제안 기법	15.5	64.6%	0.279

(Time: sec)

4.2.2. 템플릿 개수에 따른 매칭 결과

아래의 표 4-3은 생성한 템플릿 개수에 따른 매칭 결과를 나타낸다. 매칭 결과는 그림 4-3과 같다. 팔면체 모델의 각 정점에서 90도 회전 간격의 템플릿을

4개씩 생성했을 경우 총 템플릿 개수는 24개이며, 이 때 총 24장의 실험 영상 중 15.5개가 매칭되어 매칭 정확도가 64.6%로 측정되었다. 반면, 팔면체 모델의 각 정점에서 45도 회전 간격의 템플릿을 8개씩 생성했을 경우 총 템플릿 개수는 48개가 되고, 이 때 총 24장의 실험 영상 중 18개 매칭되어 약 12% 매칭 성능 향상이 이루어졌다. 또한 템플릿 개수가 증가함에 따라 매칭 소요시간이 약 2.5배 증가함을 보였다.

표 4-4. 템플릿 개수에 따른 매칭 결과

템플릿 개수	매칭된 개수	매칭 정확도	소요시간
24개	15.5	64.6%	0.279
48개	18	75.0%	0.701

(Time: sec)

4.2.3. 기존 기법과의 매칭 결과 비교

아래의 표 4-5는 기존 기법과 제안 기법의 매칭 결과를 나타낸다. 48개템플릿을 사용한 제안 기법의 매칭 결과가 탄젠트 각도 히스토그램 매칭이나 핵심 특징영역 기반 매칭보다 훨씬 좋은 성능을 도출함을 확인할 수 있다.

표 4-5. 기존 기법과 제안 기법의 매칭 결과 비교

매칭 기법	매칭된 개수	매칭 정확도
탄젠트 각도 히스토그램 매칭	3.5	50.0%
핵심 특징영역 기반 매칭	11	45.8%
제안 기법	18	75.0%

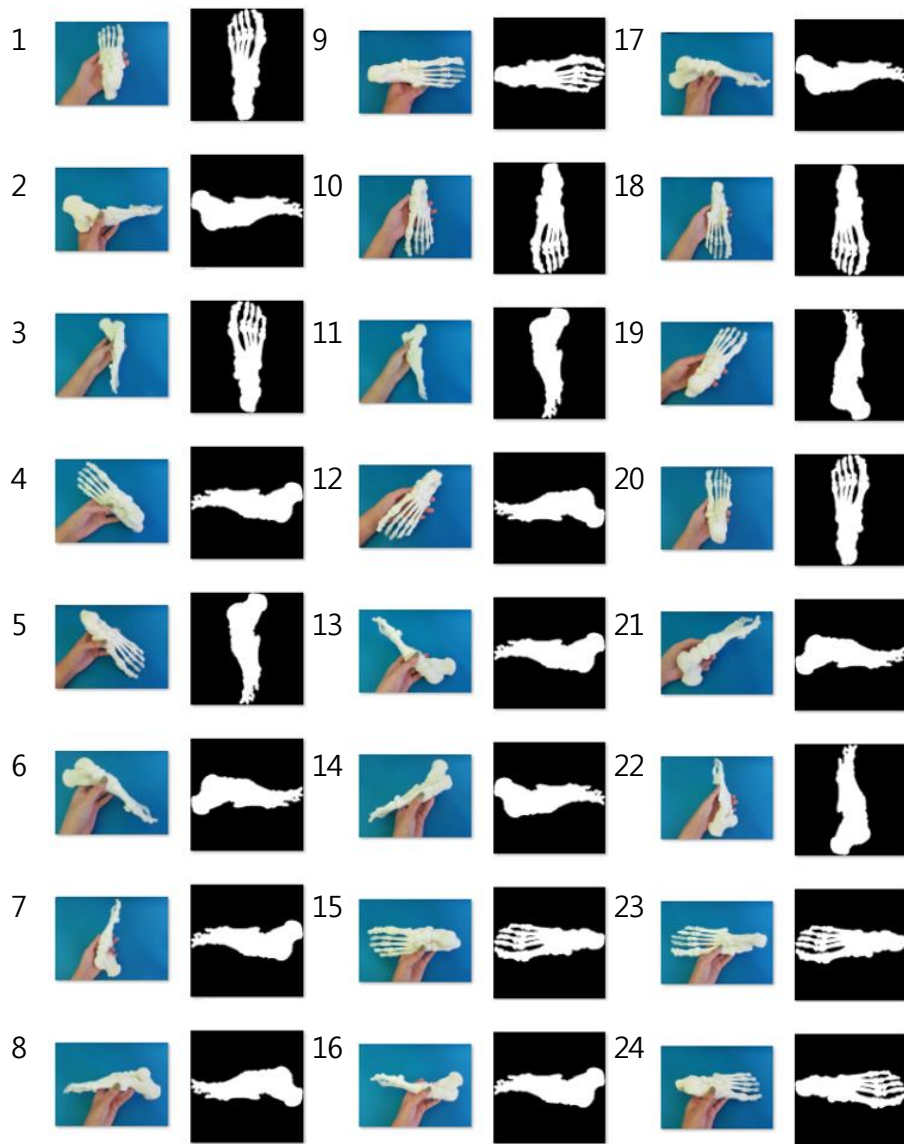


그림 4-1. 단순 분할 기법을 적용한 매칭 결과

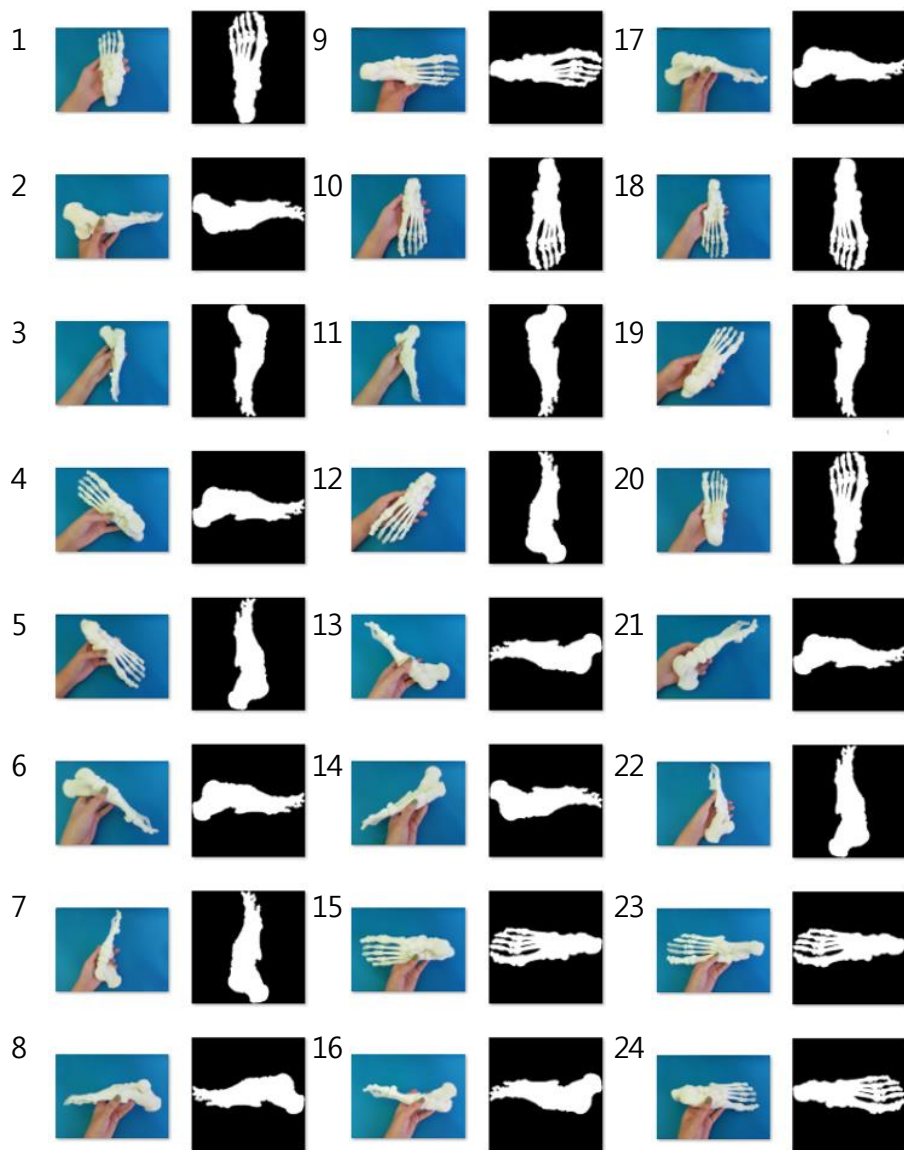


그림 4-2. Multilevel Otsu's method 를 사용한 매칭 결과

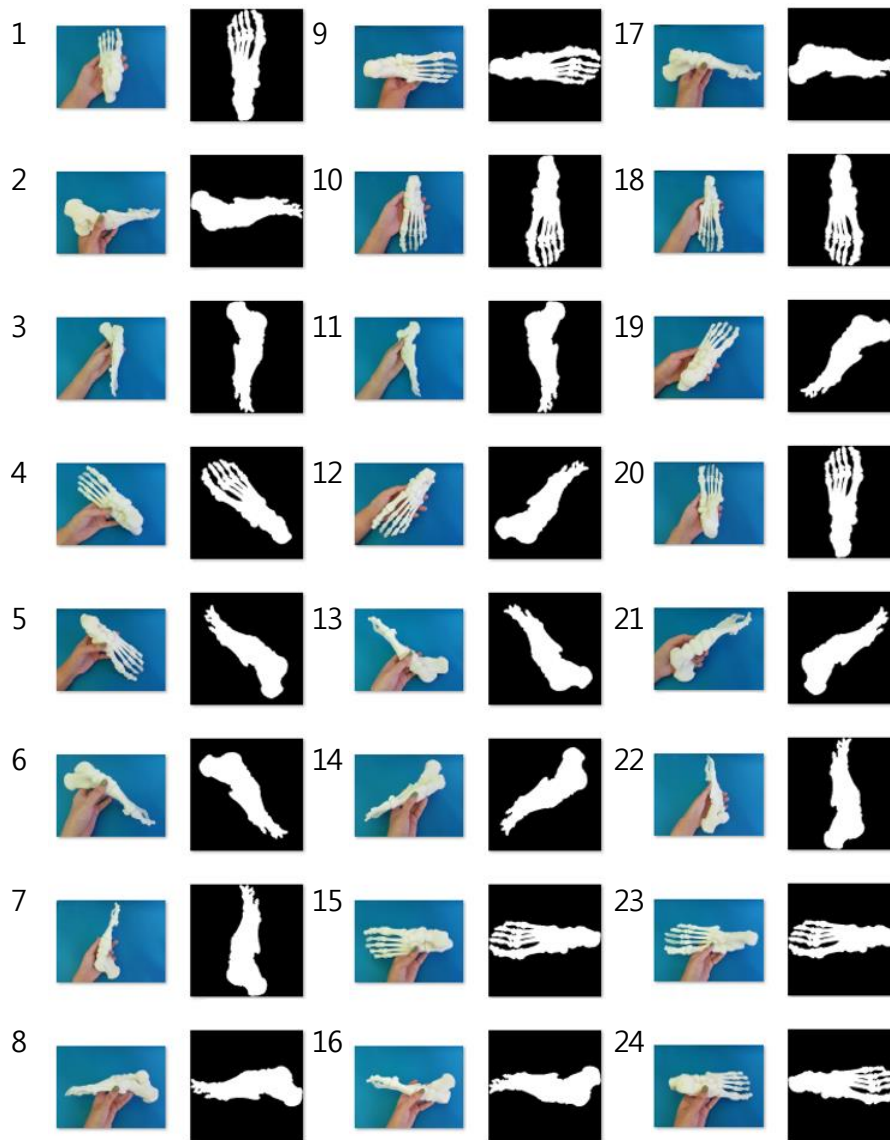


그림 4-3. 48 개의 템플릿을 사용할 경우 매칭 결과

4.3. 변환 정보 추정 후 태깅 결과

그림 4-1은 매칭 알고리즘을 통해 추정된 지오메트릭 변환을 이용해 실제 프린팅 모형 촬영 영상에 태그 정보를 가시화 한 가시적 실험 결과이다. 발 뼈의 3D 프린팅 모형에 올바른 태그 정보가 합성되었음을 확인하였고, 이를 통해 비마커형 AR 기반 해부학 콘텐츠 가시화 알고리즘의 타당성이 검증됨을 알 수 있다.

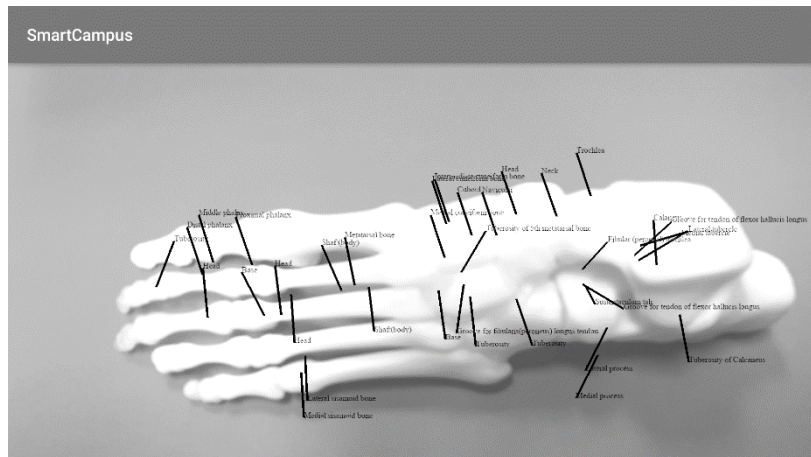


그림 4-4. 태그 정보 합성 결과

5. 결론 및 향후 연구 과제

지금까지 비 마커형 AR 기반의 해부학 콘텐츠 가시화 기법에 대해 설명하고 매칭 알고리즘과 태깅 정보 합성 결과를 통해 본 논문에서 제안하는 기법의 타당성 및 성능을 살펴보았다. 복잡하지 않은 배경에서 뼈 모형이 약간의 가려지는 현상(occlusion)을 가질 때에도 75%의 매칭 정확도를 보였다. 또한 실제 애플리케이션을 제작하여 제안하는 기법의 결과를 확인해 본 결과, 프린팅 모형에서 메쉬로의 지오메트릭 변환 추정 및 태그 정보에 지오메트릭 변환의 역 변환을 취하여 3D 프린팅 모형에 오버레이 시키는 과정이 정확하게 동작함을 확인할 수 있었다.

본 연구에 대한 후속 연구로 분할 기법의 성능 향상, 적절한 템플릿 모델 탐색 및 태그 정보 가시화 개선이 필요하며, 이는 전체적인 알고리즘의 성능 향상을 불러올 수 있다. 첫 번째로, 실험 결과에 따르면 분할 기법의 성능이 매칭 알고리즘의 전체 성능의 상당한 부분을 차지하는 것으로 보인다. 따라서 Camshift(continuously adaptive mean shift)나 레벨-셋 기법(level-set method) 등을 이용하여 분할의 정확도를 높인다면, 전체 알고리즘의 성능이 개선될 뿐 아니라 복잡한 배경 및 관심 영역 가림 현상이 존재하는 촬영 영상에서도 강건성을 유지하며 동작할 수 있을 것이라 생각된다. 두 번째로, 실험 결과에 따르면 생성한 템플릿 개수에 따라 매칭 알고리즘의 수행 시간이 좌우됨을 확인하였다. 따라서, 보다 최적화된 템플릿 생성 모델을 개발한다면 매칭의 정확도는

높이면서 분할 기법의 성능을 높일 때 따라오는 수행 시간의 증가를 상쇄시킬 수 있을 것이라 생각된다. 마지막으로, 현재 AR 콘텐츠에 가시화된 태그 정보는 단순히 기존 태그 정보에 지오메트릭 변환을 가하여 합성된 것이다. 깊이 정보가 반영되지 않아 보이지 않는 면에 대한 태그 정보 제거(back-face culling)가 이루어지지 않았고, 불필요한 정보가 함께 가시화된다. 보이지 않는 면에 대한 태그 정보를 제거하고 촬영 영상에 태그 정보를 합성한다면 정확한 해부학 정보 전달 및 렌더링 시간 감소를 얻을 수 있다.

본 연구에서는 하나의 해부학 모델에 대한 AR 콘텐츠 가시화를 제안하였지만, 다양한 해부학 모델로 실험을 확장 할 경우에도 제안 기법이 올바르게 동작 할 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] Harris, Chris, and Mike Stephens. "A combined corner and edge detector." *Alvey vision conference*. Vol. 15. No. 50. 1988.
- [2] Lowe, David G. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." *International journal of computer vision* 60.2 (2004): 91-110.
- [3] Rosten, Edward, and Tom Drummond. "Machine learning for high-speed corner detection." *Computer Vision-ECCV 2006* (2006): 430-443.
- [4] Parekh, Himani S., Darshak G. Thakore, and Udesang K. Jaliya. "A survey on object detection and tracking methods." *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering* 2.2 (2014): 2970-2979.
- [5] Yu, Xiangyu, and Lihua Guo. "Image registration by contour matching using tangent angle histogram." *Image and Signal Processing, 2008. CISP'08. Congress on*. Vol. 4. IEEE, 2008.
- [6] Mohr, Daniel, and Gabriel Zachmann. Fast adaptive silhouette area based template matching. *IfI Technical Report Series*, 2010. URL <http://www.in.tu-clausthal.de/forschung/technical-reports>.

- [7] Zhang, Dengsheng, and Guojun Lu. "Generic fourier descriptor for shape-based image retrieval." *Multimedia and Expo, 2002. ICME'02. Proceedings. 2002 IEEE International Conference on*. Vol. 1. IEEE, 2002.
- [8] Petre, Raluca-Diana, and Titus Zaharia. "Sill image object categorization using 2D models." *Consumer Electronics-Berlin (ICCE-Berlin), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011.
- [9] Liao, Ping-Sung, Tse-Sheng Chen, and Pau-Choo Chung. "A fast algorithm for multilevel thresholding." *J. Inf. Sci. Eng.* 17.5 (2001): 713-727.
- [10] Sajjanhart, A., Guojun Lu, and Dengsheng Zhang. "Spherical harmonics descriptor for 2D-image retrieval." *Multimedia and Expo, 2005. ICME 2005. IEEE International Conference on*. IEEE, 2005.